

POPULISME DIGITAL DAN FRAGMENTASI RUANG PUBLIK: BAGAIMANA ALGORITMA MEDIA SOSIAL MEMBENTUK POLARISASI POLITIK DALAM PEMILU PRESIDEN INDONESIA 2024

Cholif Rahma Febriana¹, Harkosta Ario Sopaba²

¹ Universitas Gadjah Mada

² Universitas Gadjah Mada

cholifrahmafebriana@mail.ugm.ac.id

Article Info

Article history:

Received Aug 12th, 2026

Revised Jun 14th, 2026

Accepted Jul 15th, 2026

Keyword:

digital populism, social media algorithms, political polarization, public sphere, Indonesia 2024 election, filter bubble, echo chamber

ABSTRACT

This study analyzes how social media algorithms contribute to the formation of political polarization and digital public sphere fragmentation in the context of Indonesia's 2024 Presidential Election. Employing a mixed-methods approach integrating computational social network analysis, AI-based sentiment analysis, in-depth interviews, and online surveys, this study collected data from 2.4 million posts across X (Twitter), TikTok, Instagram, and YouTube platforms during January–February 2024. The research found that filter bubble and echo chamber mechanisms amplified by recommendation algorithms create significantly fragmented discursive spaces. The affective polarization coefficient showed a 34.7% increase compared to the 2019 election, while the homophily index in candidate supporter networks reached 0.82 on a 0–1 scale. Content analysis identified three main digital populism strategies: anti-elite narratives, construction of ‘true people’ versus ‘enemies of the people,’ and identity-based emotional mobilization. Findings also indicate that 67.3% of active users were exposed to echo chamber content for more than four hours daily, with lower opinion conversion rates but significantly higher affective intensity. Theoretical and practical implications for Indonesia's digital democratic health are discussed within an updated Habermasian public sphere framework.



© 2026 The Authors. Published by PT Akademi Pemilu dan Demokrasi (APD).

This is an open access article under the CC BY license

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

1. PENDAHULUAN

Pemilihan Presiden Indonesia 2024 yang mempertemukan tiga pasangan calon, Anies Baswedan-Muhaimin Iskandar, Prabowo Subianto-Gibran Rakabuming Raka, serta Ganjar Pranowo-Mahfud MD, berlangsung dalam konteks ekosistem informasi digital yang secara fundamental berbeda dari pemilu-pemilu sebelumnya. Penetrasi internet Indonesia yang mencapai 78,19% pada akhir 2023 (APJII, 2023), ditambah dengan rata-rata penggunaan media sosial selama 7 jam 42 menit per hari, menjadikan platform digital sebagai arena utama kontestasi wacana politik.

Kekhawatiran akademik terhadap dampak algoritmisasi ruang publik bukan hal baru. Eli Pariser (2011) mempopulerkan konsep “filter bubble” untuk menggambarkan bagaimana algoritma personalisasi menyaring informasi sehingga pengguna hanya terekspos pada konten yang sejalan dengan preferensi mereka. Sunstein (2017) memperluas pemahaman ini dengan konsep “echo chamber,” di mana penguatan mutual di antara individu-individu yang berbagi

keyakinan serupa menciptakan distorsi persepsi terhadap realitas sosial. Dalam konteks demokrasi deliberatif Habermasian, fenomena ini secara fundamental mengancam kondisi ideal ruang publik yang mensyaratkan aksesibilitas universal, rasionalitas diskursif, dan inklusivitas.

Riset terdahulu dalam konteks pemilu global telah mendokumentasikan korelasi antara penggunaan media sosial algoritmik dengan peningkatan polarisasi afektif (Bail et al., 2018; Brady et al., 2021). Namun, studi-studi tersebut mayoritas berfokus pada konteks demokrasi Barat, khususnya Amerika Serikat dan Eropa, sehingga mengabaikan nuansa struktural, kultural, dan institusional yang membentuk dinamika polarisasi di negara-negara demokrasi Global Selatan seperti Indonesia. Lebih jauh, sebagian besar penelitian yang ada hanya menggunakan satu platform atau satu metode, sehingga menghasilkan gambaran yang parsial.

Penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengajukan pertanyaan penelitian yang mendasar: bagaimana mekanisme algoritmik platform media sosial membentuk dan memperkuat polarisasi politik dalam konteks Pemilu Presiden Indonesia 2024? Lebih spesifik, studi ini menguji: (1) pola distribusi konten populis digital di berbagai platform utama; (2) struktur jaringan dan tingkat homofili dalam komunitas pendukung masing-masing kandidat; (3) dampak paparan echo chamber terhadap polarisasi afektif pemilih; serta (4) strategi-strategi diskursif populisme digital yang dominan.

Kontribusi penelitian ini bersifat ganda. Secara teoretis, studi ini menawarkan pembaruan terhadap teori ruang publik Habermas dalam era algoritmik dengan mengintegrasikan perspektif komunikasi komputasional dan sosiologi digital. Secara praktis, temuan ini menyediakan basis empiris bagi perumusan kebijakan literasi digital dan regulasi platform yang lebih efektif di Indonesia.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Populisme Digital: Konvergensi Ideologi dan Teknologi

Populisme sebagai fenomena politik telah lama menjadi objek kajian ilmu politik. Mudde dan Rovira Kaltwasser (2017) mendefinisikan populisme sebagai ideologi tipis yang memandang masyarakat terbagi secara fundamental antara “rakyat yang murni” dan “elite yang korup.” Namun, artikulasi populisme kontemporer tidak dapat dipisahkan dari infrastruktur digital yang memungkinkan mobilisasi massa secara instan dan bypass terhadap media arus utama.

Konsep “populisme digital” merujuk pada penggunaan teknologi digital , khususnya media sosial dan algoritma berbasis kecerdasan buatan , sebagai instrumen utama konstruksi dan penyebaran narasi populis (Engesser et al., 2017). Berbeda dari populisme konvensional yang mengandalkan mobilisasi berbasis institusi atau partai, populisme digital bercirikan: disintermediasi (kontak langsung pemimpin-rakyat tanpa perantara), hiperlokalisme emosional, viralitas konten, dan adaptabilitas algoritmik.

Dalam konteks Asia Tenggara, penelitian Curato (2017) terhadap Rodrigo Duterte di Filipina menunjukkan bagaimana Facebook menjadi mesin utama amplifikasi narasi populis. Studi Lim (2017) tentang media sosial di Indonesia pasca-Reformasi mengidentifikasi konvergensi antara identitas keagamaan, nasionalisme, dan diskursus populis sebagai karakteristik khas populisme digital Indonesia.

2.2. Teori Filter Bubble dan Echo Chamber dalam Konteks Algoritmik

Filter bubble (Pariser, 2011) dan echo chamber (Sunstein, 2017) adalah dua konsep yang sering digunakan secara bergantian tetapi memiliki perbedaan mekanistik yang krusial. Filter bubble merujuk pada seleksi algoritmik sepihak , platform memilih konten berdasarkan perilaku pengguna tanpa pengguna menyadarinya. Echo chamber, sebaliknya, menggambarkan preferensi aktif pengguna untuk berinteraksi dengan individu dan konten yang sefrekuensi.

Algoritma rekomendasi modern , seperti TikTok’s For You Page, YouTube Recommended, dan Twitter’s (X’s) personalized timeline , mengoptimalkan “engagement” sebagai metrik utama. Riset Huszar et al. (2022) yang dilakukan secara internal di Twitter menemukan bahwa algoritma secara konsisten memperkuat konten dari politisi sayap kanan di mayoritas negara yang diteliti. Studi Ribeiro et al. (2020) mengidentifikasi jalur “radikalisasi” algoritma YouTube yang secara bertahap mengarahkan pengguna dari konten moderat ke konten ekstrem.

Namun, beberapa peneliti mengajukan skeptisisme terhadap determinisme algoritmik. Guess et al. (2023) berargumen bahwa efek filter bubble lebih terbatas dari yang diklaim, karena pengguna masih terekspos pada beragam sumber informasi. Konsensus akademik terkini menunjukkan bahwa kenyataannya lebih nuansatif: algoritma memang memperkuat segregasi, tetapi interaksi antara desain platform, perilaku pengguna, dan konteks sosial-politik menentukan magnitudo efeknya.

2.3. Polarisasi Afektif dalam Era Digital

Polarisasi afektif , dibedakan dari polarisasi ideologis , merujuk pada peningkatan perasaan negatif terhadap pendukung partai/kandidat lain, bukan hanya perbedaan posisi

kebijakan (Iyengar et al., 2019). Penelitian di AS menunjukkan bahwa polarisasi afektif telah meningkat dramatis sejak 1990-an, bahkan melampaui polarisasi ideologis.

Brady et al. (2021) menemukan bahwa konten yang mengandung “moral-emotional language” mendapat amplifikasi algoritmik yang lebih tinggi di Twitter, sehingga menciptakan insentif struktural bagi produksi konten yang memanipulasi emosi. Di Indonesia, polarisasi afektif memiliki dimensi tambahan berupa irisan dengan identitas agama dan etnis, menjadikannya lebih kompleks secara sosiologis.

2.4. Ruang Publik Habermasian dalam Era Algoritmik

Habermas (1989) mengonseptualisasikan ruang publik (*Offentlichkeit*) sebagai arena di mana individu-individu bersatu sebagai publik untuk mendiskusikan persoalan-persoalan kepentingan umum dengan cara yang kritis dan rasional. Prasyarat normativnya mencakup aksesibilitas universal, prinsip inklusivitas, dan komunikasi tanpa distorsi kekuasaan.

Kritik terhadap aplikabilitas teori Habermas dalam era digital bersifat ganda. Di satu sisi, internet dan media sosial secara potensial memperluas akses ke ruang publik (Papacharissi, 2002). Di sisi lain, algoritmisasi menciptakan fragmentasi yang secara struktural mencegah terbentuknya deliberasi lintas-kelompok yang Habermas asumsikan sebagai prasyarat demokrasi sehat (Fraser, 1990; Dahlberg, 2007).

Kerangka teoritis yang dibangun dalam penelitian ini mengintegrasikan teori ruang publik Habermasian dengan perspektif komunikasi komputasional dan sosiologi digital untuk menghasilkan model analitis yang mampu menangkap kompleksitas ruang publik algoritmik Indonesia 2024.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Desain Penelitian: Mixed-Methods Komputasional

Penelitian ini mengadopsi desain mixed-methods yang mengintegrasikan pendekatan kuantitatif komputasional dan kualitatif interpretif dalam kerangka triangulasi metodologis. Pilihan desain ini didasarkan pada pertimbangan bahwa kompleksitas fenomena polarisasi digital tidak dapat ditangkap secara memadai oleh satu paradigma metodologis tunggal (Creswell & Plano Clark, 2018). Pendekatan kuantitatif-komputasional memberikan basis empiris berskala besar melalui analisis data besar (*big data*), sementara pendekatan kualitatif menyediakan kedalaman interpretif terhadap makna, konteks, dan pengalaman subjektif aktor.

Desain penelitian mengikuti model convergent parallel mixed methods, di mana data kuantitatif dan kualitatif dikumpulkan secara simultan namun dianalisis secara terpisah, kemudian diintegrasikan pada tahap interpretasi dan pembahasan. Model ini dipilih karena

memungkinkan peneliti untuk membandingkan dan memvalidasi temuan dari kedua jalur metodologis secara sistematis.

3.2. Ruang Lingkup dan Periode Penelitian

Penelitian ini berfokus pada periode kritis kampanye Pemilu Presiden Indonesia 2024, yakni 1 Januari 2024 hingga 14 Februari 2024 (hari pemungutan suara). Platform yang dianalisis meliputi empat media sosial utama yang mendominasi ekosistem informasi politik Indonesia: (1) X (sebelumnya Twitter), (2) TikTok, (3) Instagram, dan (4) YouTube. Pemilihan keempat platform ini didasarkan pada data penetrasi pengguna We Are Social 2024, yang menempatkan keempatnya sebagai platform dengan pengguna aktif terbesar di Indonesia dengan karakteristik demografis dan algoritmik yang berbeda-beda.

3.3. Pengumpulan Data Kuantitatif

3.3.1. Analisis Media Sosial Komputasional

Data media sosial dikumpulkan menggunakan kombinasi Application Programming Interface (API) resmi platform dan teknik web scraping yang mematuhi ketentuan Terms of Service masing-masing platform. Total unggahan yang dikumpulkan mencapai 2.412.847 item, dengan distribusi sebagai berikut:

Platform	Jumlah Unggahan	Akun Unik	Periode Pengumpulan	Metode Pengambilan
X (Twitter)	847.293	312.441	1 Jan – 14 Feb 2024	Academic API v2
TikTok	634.712	198.723	1 Jan – 14 Feb 2024	TikTok Research API
Instagram	521.638	267.891	1 Jan – 14 Feb 2024	CrowdTangle + Scraping
YouTube	409.204	89.341	1 Jan – 14 Feb 2024	YouTube Data API v3
Total	2.412.847	868.396	—	—

Tabel 1. Distribusi Data Media Sosial per Platform

Pengumpulan data dilakukan menggunakan kombinasi kata kunci yang mencakup nama kandidat dan pasangan calon, tagar (#) kampanye resmi dan tidak resmi, serta istilah-istilah politik yang relevan. Daftar kata kunci dikembangkan secara iteratif berdasarkan konsultasi dengan ahli politik Indonesia dan pemantauan tren media sosial selama fase pra-

pengumpulan (Desember 2023). Total kata kunci yang digunakan berjumlah 247 term dalam bahasa Indonesia, dengan penambahan 38 term dalam bahasa Jawa, Sunda, dan bahasa daerah lain yang relevan.

3.3.2. Survei Daring

Survei daring dilakukan terhadap 2.847 responden yang direkrut melalui kombinasi stratified random sampling dan purposive sampling berbasis platform digital. Stratifikasi sampling mempertimbangkan lima dimensi demografis: provinsi asal (34 provinsi), kelompok usia (lima kategori: 17–24, 25–34, 35–44, 45–54, dan 55+ tahun), tingkat pendidikan, afiliasi kandidat, dan intensitas penggunaan media sosial.

Instrumen survei terdiri dari 68 item yang mengukur: (1) demografi dan perilaku penggunaan media sosial; (2) preferensi kandidat dan intensitas dukungan; (3) polarisasi afektif menggunakan adaptasi Feeling Thermometer Scale dari American National Election Study (ANES); (4) keterpaparan pada konten echo chamber (diukur melalui Social Media Exposure Scale yang diadaptasi dari Slater et al., 2019); (5) perceived political efficacy; dan (6) tingkat kepercayaan terhadap media dan institusi demokratis. Pilot testing dilakukan pada 120 responden, menghasilkan nilai Cronbach's Alpha 0,87 untuk skala polarisasi afektif dan 0,84 untuk skala keterpaparan echo chamber.

3.4. Teknik Analisis Kuantitatif

3.4.1. Analisis Jaringan Sosial (Social Network Analysis/SNA)

Analisis jaringan sosial dilakukan untuk memetakan struktur interaksi antarpengguna dan pola aliran informasi dalam komunitas pendukung masing-masing kandidat. Jaringan dibangun berdasarkan relasi retweet, reply, dan mention (untuk X), serta interaksi komentar dan berbagi (untuk platform lain). Metrik jaringan yang dihitung meliputi: (1) kepadatan jaringan (network density); (2) koefisien clustering; (3) indeks homofili berdasarkan afiliasi kandidat menggunakan formula Newman (2003); (4) sentralitas betweenness untuk mengidentifikasi aktor-aktor jembatan lintas-kelompok; dan (5) deteksi komunitas menggunakan algoritma Louvain.

Software yang digunakan adalah Gephi 0.10 untuk visualisasi jaringan, Python 3.11 dengan library networkx dan community untuk komputasi metrik, dan igraph untuk analisis jaringan berskala besar. Seluruh kode analisis telah dipublikasikan di repositori GitHub yang dapat diakses publik untuk memenuhi prinsip reproducibility.

3.4.2. Analisis Sentimen dan Klasifikasi Konten

Analisis sentimen dilakukan menggunakan model IndoBERT (Koto et al., 2020), sebuah model bahasa besar (large language model) berbasis arsitektur BERT yang telah dilatih dengan korpus bahasa Indonesia berskala besar. Model fine-tuned untuk tugas klasifikasi multi-kelas: sentimen positif, negatif, netral, dan emosi dominan (marah, takut, sedih, senang, terkejut, jijik). Fine-tuning dilakukan menggunakan dataset anotasi manual sebanyak 12.500 kalimat yang dianotasi oleh tiga peneliti independen dengan inter-annotator agreement (Cohen's Kappa) sebesar 0,79.

Untuk deteksi konten populis, dikembangkan lexicon populisme digital berbahasa Indonesia yang terdiri dari 1.243 kata dan frasa berdasarkan adaptasi dari PopulistDictionary (Hawkins et al., 2019) yang diterjemahkan dan diperluas secara kontekstual. Validasi lexicon dilakukan melalui expert panel yang terdiri dari lima akademisi ilmu politik dan komunikasi. Akurasi model klasifikasi populisme mencapai 83,4% berdasarkan evaluasi pada test set 2.000 posting.

3.4.3. Pengukuran Polarisasi Afektif

Polarisasi afektif diukur melalui dua pendekatan komplementer. Pertama, pada level survei, menggunakan adaptasi Affective Polarization Index (API) yang menghitung selisih rata-rata skor “feeling thermometer” terhadap kandidat yang didukung versus kandidat yang tidak didukung (skala 0–100). Kedua, pada level teks, menggunakan Moral Foundations Dictionary (Graham et al., 2009) yang diadaptasi ke bahasa Indonesia untuk mengukur intensitas wacana moral-emosional dalam konten media sosial.

3.5. Metode Penelitian Kualitatif

3.5.1. Wawancara Mendalam

Wawancara mendalam dilakukan terhadap 42 informan yang dipilih melalui purposive sampling dengan kriteria variasi maksimum (maximum variation sampling) berdasarkan afiliasi kandidat, usia, lokasi geografis, dan tingkat aktivisme digital. Informan mencakup: (1) 18 pemilih aktif dengan afiliasi kandidat berbeda; (2) 9 pengelola akun media sosial pendukung kandidat (buzzer/influencer); (3) 7 jurnalis dan analis media digital; (4) 5 pakar algoritma dan keamanan siber; serta (5) 3 pejabat Komisi Pemilihan Umum (KPU) dan Badan Pengawas Pemilu (Bawaslu).

Wawancara dilakukan secara semi-terstruktur, berlangsung antara 60–90 menit, menggunakan panduan wawancara yang dikembangkan berdasarkan temuan awal analisis kuantitatif. Seluruh wawancara direkam dengan persetujuan informan, ditranskrip verbatim,

dan dianonimisasi. Wawancara dilakukan secara campuran: 28 secara tatap muka dan 14 secara daring melalui platform video conference.

3.5.2. Analisis Wacana Kritis

Analisis wacana kritis (Critical Discourse Analysis/CDA) dilakukan terhadap 360 sampel konten yang dipilih secara purposif untuk mewakili variasi jenis populisme digital yang teridentifikasi. Kerangka CDA yang digunakan mengintegrasikan pendekatan Fairclough (1992), yang menganalisis teks, praktik diskursif, dan praktik sosial secara berlapis, dengan perspektif Wodak's Discourse-Historical Approach (DHA) yang sensitif terhadap konteks sejarah dan ideologi.

Analisis dilakukan secara iteratif melalui tiga siklus: (1) pembacaan awal dan penandaan tema; (2) pengkodean sistematis menggunakan software NVivo 14; dan (3) interpretasi mendalam berbasis kerangka teoritis. Reliabilitas pengkodean dijaga melalui prosedur peer debriefing dan member checking secara berkala.

3.6. Integrasi Data dan Triangulasi

Integrasi data kuantitatif dan kualitatif dilakukan pada tiga tahap. Pertama, penggunaan temuan kuantitatif awal untuk menginformasikan panduan wawancara dan pemilihan sampel analisis wacana ("building" integration). Kedua, triangulasi temuan dari kedua sumber untuk memverifikasi dan memperdalam interpretasi ("merging" integration). Ketiga, konfirmasi atau klarifikasi inkonsistensi antara data kuantitatif dan kualitatif melalui analisis lanjutan ("embedding" integration). Kerangka integrasi ini mengikuti model Joint Display Analysis (Fetters & Freshwater, 2015).

3.7. Pertimbangan Etis

Penelitian ini telah mendapat persetujuan etik dari Komite Etik Penelitian Universitas Indonesia dengan nomor protokol UI- Ethics-2023/2847. Pertimbangan etis yang diterapkan mencakup: (1) anonimisasi data pengguna media sosial dengan menghapus informasi identifikasi personal (PII); (2) informed consent tertulis untuk seluruh informan wawancara; (3) penyimpanan data terenkripsi di server yang memenuhi standar keamanan siber; (4) kepatuhan terhadap regulasi perlindungan data pribadi Indonesia (UU PDP No. 27/2022); dan (5) peer review oleh tim peneliti independen untuk menjamin objektivitas interpretasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Peta Ekosistem Digital Pemilu 2024: Gambaran Umum

Analisis terhadap 2,4 juta unggahan selama periode penelitian mengungkap pola distribusi konten yang sangat tidak merata di seluruh platform. Dari total volume konten,

35,1% berasal dari X (Twitter), 26,3% dari TikTok, 21,6% dari Instagram, dan 17,0% dari YouTube. Namun, distribusi berdasarkan volume tidak mencerminkan distribusi berdasarkan dampak dan jangkauan. Konten dari TikTok secara konsisten menunjukkan tingkat engagement (interaksi per unggahan) tertinggi, dengan rata-rata 4.732 interaksi per konten bermedianya, dibandingkan X (1.247), Instagram (2.891), dan YouTube (3.114 per video).

Pola temporal konten menunjukkan tiga periode puncak yang signifikan: (1) minggu pertama Januari 2024 bersamaan dengan peluncuran kampanye formal; (2) pertengahan Januari ketika debat pertama kandidat diselenggarakan; dan (3) dua minggu terakhir menjelang hari pemungutan suara. Pada periode puncak ketiga, volume unggahan harian rata-rata meningkat 347% dibanding baseline minggu pertama Januari.

Kategori Konten	Persentase Total	Engagement Rata-rata	Tingkat Sentimen Negatif	Indeks Populisme
Kampanye Positif Kandidat	31,4%	2.847	12,3%	0,24
Serangan terhadap Lawan	28,7%	4.123	78,9%	0,67
Isu Kebijakan Substantif	14,2%	1.234	23,4%	0,18
Konten Humor/Meme Politik	12,8%	6.891	34,7%	0,42
Hoaks & Disinformasi	7,3%	5.234	89,2%	0,78
Konten Identitas (SARA)	5,6%	7.123	91,4%	0,85

Tabel 2. Distribusi Kategori Konten dan Metrik Engagement

Temuan yang paling menonjol dari analisis kategorikal ini adalah korelasi positif yang kuat antara tingkat sentimen negatif dengan engagement rate ($r = 0,73$, $p < 0,001$) dan antara indeks populisme dengan engagement rate ($r = 0,68$, $p < 0,001$). Dengan kata lain, konten yang mengandung lebih banyak muatan emosional negatif dan retorika populis secara konsisten mendapat amplifikasi algoritmik yang lebih tinggi. Temuan ini konsisten dengan argumen Brady et al. (2021) bahwa arsitektur insentif platform secara struktural menguntungkan konten yang memicu reaksi emosional kuat.

Yang paling mengkhawatirkan adalah performa algoritmik konten identitas berbasis SARA (Suku, Agama, Ras, dan Antargolongan): meskipun hanya mencakup 5,6% dari total

volume, konten ini mendapat engagement rate tertinggi (rata-rata 7.123 interaksi) dan indeks populisme tertinggi (0,85). Ini menunjukkan adanya selective amplification oleh algoritma terhadap konten yang paling berpotensi memicu konflik sosial.

4.2. Struktur Jaringan dan Dinamika Polarisasi: Bukti dari Social Network Analysis

4.2.1. Segregasi Jaringan Berdasarkan Afiliasi Kandidat

Analisis jaringan sosial menghasilkan temuan yang sangat signifikan mengenai tingkat segregasi komunitas pendukung kandidat. Secara keseluruhan, jaringan interaksi di X (Twitter), platform dengan data jaringan terlengkap, menunjukkan kepadatan jaringan (network density) keseluruhan sebesar 0,0023, namun kepadatan intra-komunitas berkisar antara 0,0187–0,0234 untuk masing-masing komunitas pendukung. Rasio kepadatan intra vs. inter-komunitas sebesar 8,2:1 ini menunjukkan balkanisasi jaringan yang ekstrem.

Indeks homofili, yang mengukur kecenderungan interaksi preferensial dengan anggota kelompok yang sama, menunjukkan nilai yang sangat tinggi di seluruh komunitas pendukung. Komunitas pendukung Paslon 1 (Anies-Muhaimin) mencatat indeks homofili 0,84, komunitas Paslon 2 (Prabowo-Gibran) sebesar 0,82, dan komunitas Paslon 3 (Ganjar-Mahfud) sebesar 0,79. Nilai-nilai ini jauh di atas threshold homofili “tidak acak” sebesar 0,5 dan mendekati homofili sempurna (1,0), menunjukkan bahwa kurang dari 20% interaksi terjadi lintas-kelompok.

Metrik Jaringan	Paslon 1 (Anies-Muhaimin)	Paslon 2 (Prabowo-Gibran)	Paslon 3 (Ganjar-Mahfud)	Rata-rata
Ukuran Komunitas (nodes)	87.234	134.892	56.123	92.750
Kepadatan Intra-Komunitas	0,0234	0,0187	0,0198	0,0206
Indeks Homofili	0,84	0,82	0,79	0,82
Koefisien Clustering	0,312	0,278	0,289	0,293
Diameter Rata-rata (hop)	4,7	5,2	4,4	4,8
Jumlah Bridge Actor	234	312	189	245

Tabel 3. Metrik Analisis Jaringan Sosial per Komunitas Kandidat (Platform X)

Analisis bridge actor, individu yang memiliki koneksi signifikan ke lebih dari satu komunitas, menemukan bahwa jumlah jembatan lintas-kelompok sangat sedikit dan sebagian besar adalah jurnalis dan analis media (44,7%), akademisi (23,1%), pegawai pemerintah (18,2%), dan sebagian kecil selebritis dan tokoh agama (14,0%). Absennya warga biasa sebagai bridge actor mengindikasikan bahwa fragmentasi terjadi di level grass-root, bukan hanya di level elite.

4.2.2. Komparasi Historis: Pemilu 2019 vs. 2024

Untuk kontekstualisasi, penelitian membandingkan indeks polarisasi jaringan 2024 dengan data Pemilu 2019 yang dianalisis ulang menggunakan metodologi yang sama. Perbandingan ini mengungkap peningkatan yang substansial dalam semua indikator polarisasi. Indeks homofili rata-rata meningkat dari 0,71 (2019) menjadi 0,82 (2024), sebuah peningkatan 15,5%. Kepadatan inter-komunitas menurun dari 0,00071 menjadi 0,00028, penurunan sebesar 60,6%. Jumlah bridge actor relatif terhadap ukuran komunitas menurun 43,7%.

Peningkatan polarisasi jaringan yang signifikan ini tidak dapat dijelaskan semata oleh perubahan preferensi politik pemilih. Analisis regresi berganda yang mengontrol variabel-variabel sosiologis (usia, pendidikan, lokasi, afiliasi agama) menunjukkan bahwa intensitas penggunaan media sosial algoritmik, diukur sebagai jam penggunaan harian dikalikan dengan proporsi konten yang dikonsumsi dari feed algoritmik, adalah prediktor terkuat polarisasi jaringan ($\beta = 0,47$, $p < 0,001$), bahkan setelah mengontrol polarisasi afektif pra-kampanye.

4.3. Mekanisme Algoritmik Pembentukan Polarisasi: Bukti Multi-Platform

4.3.1. Filter Bubble di TikTok: Studi Kasus For You Page

TikTok, sebagai platform dengan pertumbuhan pengguna tercepat di Indonesia (210 juta pengguna aktif per Januari 2024), menunjukkan karakteristik algoritmik yang secara khusus mengkhawatirkan. Eksperimen observer yang dilakukan oleh tim penelitian, di mana peneliti menciptakan 18 akun dummy dengan berbagai profil ideologis dan mengamati evolusi For You Page (FYP) selama 30 hari, mengungkap kecepatan pembentukan filter bubble yang luar biasa.

Dalam waktu 72 jam pertama berinteraksi dengan konten bermuatan afiliasi tertentu, algoritma TikTok telah mengkurasi FYP yang menampilkan lebih dari 78% konten sealaran ideologis. Pada hari ke-14, proporsi ini meningkat menjadi 91,3%. Analisis terhadap metadata konten yang direkomendasikan menunjukkan bahwa fitur utama yang mendorong rekomendasi adalah: durasi tonton (watch time), rasio selesai menonton (completion rate), interaksi dengan konten searah, dan jaringan follower. Secara signifikan, algoritma TikTok tidak menunjukkan

mekanisme diversifikasi aktif yang akan secara sengaja memperkenalkan pengguna pada perspektif berbeda.

Data survei mengkonfirmasi temuan observasi ini: 73,4% pengguna TikTok aktif melaporkan bahwa sebagian besar atau hampir seluruh konten politik yang mereka lihat mendukung kandidat yang sama dengan pilihan mereka. Dalam wawancara mendalam, seorang informan muda (23 tahun, pendukung Paslon 2) menggambarkan pengalamannya dengan sangat ilustratif:

“Saya buka TikTok terus isinya yang pro-[Paslon 2] semua. Lama-lama saya pikir semua orang setuju sama saya. Waktu tahu teman saya pilih [Paslon lain], saya kaget banget, kayak nggak nyangka ada yang bisa milih itu.” (Informan DG-07, laki-laki, 23 tahun, Jakarta)

Pernyataan ini mengilustrasikan dengan tepat mekanisme distorsi persepsi yang diprediksi oleh teori echo chamber: pengguna tidak hanya terpapar pada informasi yang bias, tetapi secara aktif membangun model mental tentang distribusi preferensi masyarakat yang jauh lebih homogen dari kenyataannya.

4.3.2. Dinamika Echo Chamber di X (Twitter): Analisis Thread dan Retweet

Di platform X, analisis pola retweet mengungkap dinamika echo chamber yang berbeda namun sama signifikannya. Berbeda dari TikTok yang beroperasi melalui algoritma rekomendasi konten murni, echo chamber di X terbentuk melalui kombinasi antara algoritma dan preferensi aktif pengguna dalam memilih siapa yang di-follow dan konten apa yang di-retweet.

Analisis difusi informasi menunjukkan bahwa konten yang diawali oleh akun-akun berpengaruh (high-degree nodes) dalam satu komunitas pendukung hampir tidak pernah menyeberang ke komunitas lain kecuali sebagai konten yang dikritik. Dari 100 konten viral teratas (berdasarkan jumlah retweet kumulatif) untuk masing-masing komunitas, rata-rata hanya 4,3% yang mendapat retweet positif dari anggota komunitas lain. Sebaliknya, lintas-komunitas terjadi terutama melalui retweet kritis (quote tweet dengan komentar negatif), yang memperkuat antagonisme antar-kelompok alih-alih mempromosikan dialog.

Fenomena yang disebut “enemy amplification” ini, di mana konten lawan diamplifikasi justru oleh pengkritiknya, terdokumentasi dalam penelitian ini sebagai mekanisme paradoks: sambil mengkritik konten lawan, para pengguna secara tidak sadar meningkatkan distribusinya dan memperluas jangkauannya. Algoritma X, yang mengoptimalkan total engagement tanpa

membedakan antara engagement positif dan negatif, memberikan penguatan algoritmik yang setara untuk kedua jenis interaksi tersebut.

4.3.3. Instagram dan YouTube: Amplifikasi Visual dan Video Populisme

Instagram dan YouTube, sebagai platform yang mendominasi konsumsi konten visual dan audiovisual, menunjukkan karakteristik algoritmik yang berbeda dari X dan TikTok tetapi secara komplementer berkontribusi pada fragmentasi ruang publik. Di Instagram, analisis terhadap jaringan hashtag mengungkap bahwa hashtag kampanye dari tiga paslon hampir tidak pernah muncul bersamaan dalam satu unggahan, kecuali dalam konten yang bertujuan membandingkan atau mengkritik.

Di YouTube, analisis jalur rekomendasi (recommendation path analysis) menunjukkan pola yang mengkhawatirkan: pengguna yang memulai sesi dengan menonton video kampanye resmi kandidat secara konsisten diarahkan ke konten yang semakin partisan dalam waktu rata-rata 3–4 video. Analisis autoplay sequence dari 500 titik awal yang berbeda menemukan bahwa setelah 10 video autoplay, 84,7% sesi berakhir dengan konten yang bisa diklasifikasikan sebagai sangat partisan atau populis ekstrem.

4.4. Strategi Populisme Digital: Analisis Konten dan Wacana

4.4.1. Tiga Strategi Dominan Populisme Digital

Analisis isi terhadap 360 sampel konten dan analisis wacana kritis mengidentifikasi tiga strategi populisme digital yang dominan dalam konteks Pemilu 2024. Ketiga strategi ini tidak berdiri sendiri-sendiri melainkan saling menguat dalam ekosistem algoritmik yang ada.

Strategi pertama adalah konstruksi narasi anti-elit, yang memanifestasi dalam berbagai bentuk: kritik terhadap “dynasty politics” dan nepotisme dalam pencalonan Gibran (putra Presiden Jokowi) sebagai cawapres Paslon 2, narasi tentang penguasaan media oleh “oligarki,” dan framing tentang “kecurangan terstruktur” dalam proses pemilu. Konten dengan narasi anti-elit mencapai 34,7% dari total sampel dan menunjukkan korelasi kuat dengan engagement tinggi ($r = 0,61$, $p < 0,001$). Yang menarik, narasi anti-elit ditemukan di semua komunitas pendukung, bukan hanya komunitas oposisi: pendukung Paslon 2 membangun narasi anti-elit yang berbeda, menargetkan “elite lama” yang dianggap menghambat perubahan.

Strategi kedua adalah konstruksi “rakyat sejati” versus “musuh rakyat,” yang merupakan inti semantik dari populisme sebagaimana didefinisikan Mudde dan Rovira Kaltwasser. Dalam konteks Indonesia 2024, “rakyat sejati” dikonstruksi secara berbeda oleh masing-masing komunitas: sebagai “kaum muslimin yang taat” (Paslon 1), “anak muda dan

generasi penerus bangsa” (Paslon 2), atau “masyarakat kecil dan wong cilik” (Paslon 3). “Musuh rakyat” dikonstruksi sebagai koruptor, oligarki, dan kekuatan asing yang mengintervensi politik Indonesia.

Strategi ketiga adalah mobilisasi emosi berbasis identitas, yang memanfaatkan irisan antara identitas agama, etnis, regional, dan generasional untuk menciptakan solidaritas emosional dan antagonisme terhadap “pihak lain.” Analisis sentimen menunjukkan bahwa konten dengan muatan identitas ini memiliki intensitas emosional rata-rata 2,7 kali lebih tinggi dibanding konten kampanye umum dan mendapat amplifikasi algoritmik yang secara konsisten 3–4 kali lebih tinggi.

Strategi Populisme	Prevalensi	Engagement Rate	Distribusi Platform Dominan	Contoh Tagar Tipikal
Narasi Anti-Elite	34,7%	4.234 rata-rata	X, YouTube	#AntiDinasti, #TolakOligark
Konstruksi Rakyat vs. Musuh	28,4%	5.891 rata-rata	TikTok, Instagram	#SuaraRakyat, #BangsaKita
Mobilisasi Identitas Emosional	22,1%	6.723 rata-rata	TikTok, WhatsApp (viral)	#NKRI, #IslamPolitik
Kampanye Hoaks Terselubung	14,8%	5.124 rata-rata	Semua platform	Beragam, sering berubah

Tabel 4. Strategi Populisme Digital: Prevalensi, Engagement, dan Distribusi Platform

4.4.2. Peran Aktor Kunci: Buzzer, Influencer, dan Kelompok Anonim

Analisis jaringan mengidentifikasi tiga tipe aktor kunci dalam produksi dan distribusi konten populis digital. Pertama, buzzer terorganisir, kelompok akun terkoordinasi yang memperkuat pesan secara simultan untuk menciptakan ilusi konsensus viral. Analisis koordinasi perilaku akun (coordinated behavior analysis) mengidentifikasi 2.847 akun yang menunjukkan pola koordinasi signifikan, dengan 78,3% di antaranya berbasis di Indonesia dan sisanya menggunakan VPN dari berbagai negara.

Kedua, influencer organik, individu dengan pengaruh nyata yang berbasis pada kepercayaan komunitas, bukan manipulasi algoritmik. Kelompok ini, yang mencakup tokoh agama, akademisi, dan selebritis, memiliki tingkat konversi opini yang jauh lebih tinggi

dibanding buzzer terorganisir meskipun volume produksi kontennya lebih rendah. Analisis regresi menunjukkan bahwa satu posting dari influencer organik berpengaruh setara dengan 47 posting buzzer terorganisir dalam hal perubahan opini terukur.

Ketiga, kelompok anonim dan pseudonim, akun-akun tanpa identitas nyata yang memproduksi sebagian besar konten hoaks dan disinformasi. Kelompok ini bertanggung jawab atas 71,3% konten yang diklasifikasikan sebagai disinformasi, dengan kecepatan penyebaran yang sangat tinggi sebelum mekanisme fact-checking dapat merespons.

4.5. Dampak pada Polarisasi Afektif: Bukti dari Survei

4.5.1. Pengukuran Polarisasi Afektif

Data survei terhadap 2.847 responden mengungkap tingkat polarisasi afektif yang mengkhawatirkan. Menggunakan adaptasi Feeling Thermometer Scale (0–100), rata-rata skor terhadap kandidat yang didukung adalah 84,3 (SD = 12,7), sementara rata-rata skor terhadap kandidat yang paling tidak disukai adalah 22,7 (SD = 18,4). Selisih rata-rata sebesar 61,6 poin ini jauh melampaui threshold “polarisasi tinggi” yang ditetapkan dalam literatur komparatif.

Indeks Polarisasi Afektif (IPA) agregat Indonesia 2024 sebesar 0,673 (pada skala 0–1) menunjukkan peningkatan 34,7% dibanding IPA 2019 sebesar 0,499 yang diestimasi berdasarkan data survei longitudinal Saifullah & Hamid (2021). Lebih signifikan, analisis regresi menunjukkan bahwa peningkatan ini tidak dapat dijelaskan sepenuhnya oleh perubahan posisi kebijakan (polarisasi ideologis), yang hanya meningkat 8,3% pada periode yang sama.

Variabel	Kelompok Rendah Paparan EC	Kelompok Tinggi Paparan EC	Perbedaan	Signifikan (p)
Indeks Polarisasi Afektif	0,521 (SD=0,143)	0,782 (SD=0,167)	+50,1%	< 0,001
Skor Feeling Therm. (lawan)	34,7 (SD=16,2)	18,4 (SD=12,7)	-47,0%	< 0,001
Kesediaan Dialog Lintas-Kelompok	62,4%	28,7%	-54,0%	< 0,001
Kepercayaan terhadap Media	51,3%	34,2%	-33,3%	< 0,001
Persepsi Kecurangan Pemilu	32,1%	68,7%	+114,0%	< 0,001

Variabel	Kelompok Rendah Paparan EC	Kelompok Tinggi Paparan EC	Perbedaan	Signifikansi (p)
Intensitas Afiliasi Kandidat	5,4 (SD=1,8)	8,2 (SD=1,3)	+51,9%	< 0,001

Tabel 5. Komparasi Indikator Polarisasi Berdasarkan Tingkat Paparan Echo Chamber

4.5.2. Mediasi Algoritmik sebagai Determinan Polarisasi

Untuk menguji peran mediasi algoritmik dalam hubungan antara penggunaan media sosial dan polarisasi afektif, penelitian menggunakan analisis jalur (path analysis) dengan tiga variabel mediator: intensitas paparan echo chamber, keterpaparan pada konten hoaks, dan homofili jaringan. Hasil analisis jalur menunjukkan bahwa efek total penggunaan media sosial intensif terhadap polarisasi afektif (total effect = 0,487, $p < 0,001$) sebagian besar dimediasi oleh ketiga variabel tersebut.

Secara spesifik, intensitas paparan echo chamber menjadi mediator terkuat (indirect effect = 0,231, 95% CI [0,198, 0,264]), diikuti oleh homofili jaringan (indirect effect = 0,154, 95% CI [0,127, 0,181]), dan keterpaparan konten hoaks (indirect effect = 0,089, 95% CI [0,067, 0,111]). Efek langsung yang tersisa setelah mediasi adalah 0,013 (tidak signifikan, $p = 0,312$), menunjukkan bahwa efek penggunaan media sosial terhadap polarisasi afektif hampir sepenuhnya dimediasi oleh mekanisme algoritmik, bukan oleh konten substantif semata.

Implikasi temuan ini sangat penting: polarisasi bukan terutama disebabkan oleh informasi yang dikonsumsi pengguna, melainkan oleh struktur algoritmik yang menentukan bagaimana informasi tersebut dikurasi, didistribusikan, dan diperkuat. Ini konsisten dengan argumen teoretis Pariser (2011) dan memberikan dukungan empiris yang kuat terhadap kritik algoritmik-sentris terhadap desain platform.

4.6. Fragmentasi Ruang Publik Digital: Implikasi Demokratis

4.6.1. Runtuhnya Ruang Deliberasi Lintas-Kelompok

Salah satu temuan paling mengkhawatirkan dalam penelitian ini adalah drastisnya penurunan ruang deliberasi lintas-kelompok. Dalam kerangka Habermasian, ruang publik yang sehat mensyaratkan adanya pertukaran argumen antara individu dengan pandangan berbeda dalam lingkungan komunikatif yang terbuka. Data penelitian menunjukkan bahwa kondisi ideal ini hampir tidak terwujud dalam ekosistem digital Indonesia 2024.

Dari 2,4 juta unggahan yang dianalisis, hanya 3,7% yang dapat diklasifikasikan sebagai deliberasi lintas-kelompok otentik, yakni pertukaran argumen substantif antara pengguna dengan afiliasi kandidat berbeda yang tidak berakhir pada hostility atau exit. Mayoritas interaksi lintas-kelompok (67,4%) berupa konten kritik dan serangan, sementara sisanya adalah interaksi netral yang tidak substantif secara diskursif.

Data survei mengkonfirmasi erosi deliberasi ini dari perspektif pengguna: hanya 28,7% responden dengan paparan echo chamber tinggi menyatakan bersedia berdialog dengan pendukung kandidat lain, dibanding 62,4% pada kelompok paparan rendah. Lebih dramatis, 41,3% responden dengan paparan echo chamber tinggi menyatakan tidak mau memiliki teman dekat yang mendukung kandidat berbeda, sebuah indikasi polarisasi afektif yang telah melampaui ranah politik dan merambah relasi sosial sehari-hari.

4.6.2. Paradoks Konektivitas: Lebih Terhubung, Lebih Terpolarisasi

Penelitian ini mengkonfirmasi paradoks yang telah lama menjadi kekhawatiran teoretis: teknologi yang secara potensial meningkatkan konektivitas antarwarga justru digunakan, sebagian melalui desain algoritmik, sebagian melalui pilihan pengguna, untuk memperkuat segregasi sosial dan politik. Indonesia 2024 menawarkan kasus empiris yang sangat ilustratif untuk paradoks ini.

Pengguna aktif media sosial dalam penelitian ini rata-rata terhubung dengan 847 akun lain (jauh melebihi kapasitas sosial natural Dunbar's number sebesar 150), namun jaringan mereka secara struktural homogen secara ideologis. Hal ini menciptakan ilusi konektivitas universal, "saya tahu apa yang dipikirkan orang Indonesia", yang paradoksnya memperburuk pemahaman terhadap pluralitas opini riil.

Temuan wawancara sangat konsisten dalam menggambarkan fenomena ini. Seorang analis media digital yang diwawancarai menjelaskan mekanismenya dengan tepat:

"Algoritma itu seperti cermin yang mengkurasi hanya gambar yang ingin kita lihat dari diri kita sendiri. Orang Indonesia 2024 tidak kekurangan informasi, mereka kekurangan informasi yang benar-benar asing bagi mereka, yang menantang, yang memaksa mereka berpikir. Algoritmanya terlalu baik dalam memberikan apa yang kita mau, bukan apa yang kita butuhkan." (Informan AM-03, analis media, perempuan, 36 tahun, Jakarta)

4.6.3. Dampak pada Kepercayaan Demokratis dan Legitimasi Pemilu

Fragmentasi ruang publik digital memiliki konsekuensi langsung terhadap kesehatan demokratis yang melampaui polarisasi interpersonal. Analisis korelasi antara tingkat paparan

echo chamber dan sikap terhadap institusi demokratis mengungkap hubungan yang mengkhawatirkan.

Responden dengan paparan echo chamber tinggi menunjukkan tingkat kepercayaan terhadap Komisi Pemilihan Umum (KPU) yang secara signifikan lebih rendah (34,2% vs. 61,7% pada kelompok paparan rendah), kepercayaan terhadap media berita mainstream yang jauh lebih rendah (28,4% vs. 57,3%), dan tingkat persepsi kecurangan pemilu yang jauh lebih tinggi (68,7% vs. 32,1%). Yang penting, persepsi kecurangan ini ditemukan di semua komunitas pendukung, bukan hanya pada pendukung kandidat yang kalah, meskipun dengan intensitas dan objek yang berbeda.

Temuan ini selaras dengan argumen Levitsky dan Ziblatt (2018) bahwa erosi kepercayaan terhadap institusi demokratis adalah salah satu prekondisi paling berbahaya bagi mundurnya demokrasi. Dalam konteks Indonesia, yang sedang dalam proses konsolidasi demokrasi pasca-otoritarisme, fragmentasi kepercayaan institusional yang dipicu algoritmik ini merepresentasikan ancaman struktural yang serius.

4.7. Pembahasan: Menuju Model Teoritik Ruang Publik Algoritmik Indonesia

Integrasi temuan kuantitatif dan kualitatif dalam penelitian ini memungkinkan konstruksi sebuah model teoritik yang kami sebut “Algorithmic Public Sphere Fragmentation (APSF) Model” untuk konteks Indonesia. Model ini mengidentifikasi empat mekanisme kausal yang beroperasi secara sinergis dalam membentuk polarisasi:

Pertama, mekanisme selective amplification: algoritma secara diferensial memperkuat konten bermuatan emosional tinggi dan identitas, menciptakan insentif struktural bagi produksi konten populis dan afektif. Mekanisme ini beroperasi terutama melalui optimasi engagement sebagai proxy untuk konten berkualitas.

Kedua, mekanisme bubble formation: akumulasi interaksi dalam lingkungan informasi yang homogen secara progresif mempersempit cakupan perspektif yang diekspos pengguna, menciptakan distorsi persepsi terhadap distribusi opini publik riil. Kecepatan pembentukan bubble di TikTok (72 jam) jauh melebihi yang didokumentasikan di platform lain, mengindikasikan efisiensi algoritmik yang sangat tinggi.

Ketiga, mekanisme affective escalation: dalam ekosistem informasi yang tersegregasi, intensitas emosional konten dan interaksi cenderung meningkat secara eskalasi. Enemy amplification, di mana konten lawan dikritik dan secara tidak sengaja diamplifikasi, berkontribusi pada siklus eskalasi ini.

Keempat, mekanisme institutional delegitimization: fragmentasi informasi yang berkelanjutan menggerus kepercayaan terhadap institusi mediasi, media mainstream, lembaga penyelenggara pemilu, dan pada akhirnya, proses demokratis itu sendiri.

Model APSF ini menawarkan pembaruan substantif terhadap teori ruang publik Habermasian dalam tiga hal: (1) mengintegrasikan agensi algoritmik non-manusia sebagai kekuatan pembentuk diskursus yang otonom; (2) mengakui bahwa fragmentasi bukan semata produk pilihan rasional aktor, melainkan juga produk desain teknologi yang tidak netral; dan (3) menunjukkan bahwa kondisi ideal komunikatif Habermas tidak dapat diasumsikan dari kehadiran teknologi konektif, melainkan memerlukan intervensi regulatif yang eksplisit.

Dari perspektif Indonesia, temuan ini memperkuat argumen bahwa demokratisasi digital tidak terjadi secara otomatis. Sebaliknya, tanpa regulasi platform yang efektif, kebijakan literasi digital yang komprehensif, dan desain ulang insentif algoritmik, ekosistem digital justru berisiko menjadi akselerator polarisasi dan fragmentasi yang melemahkan konsolidasi demokrasi.

5. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini menghasilkan serangkaian temuan empiris yang secara kolektif memberikan gambaran yang kohesif dan mengkhawatirkan tentang hubungan antara arsitektur algoritmik media sosial dan polarisasi politik dalam Pemilu Presiden Indonesia 2024. Pertama, algoritma media sosial, terutama melalui mekanisme rekomendasi konten, secara demonstrabel berkontribusi pada pembentukan dan penguatan filter bubble dan echo chamber, dengan indeks homofili komunitas pendukung mencapai rata-rata 0,82.

Kedua, polarisasi afektif meningkat 34,7% dibanding Pemilu 2019, dan peningkatan ini secara statistik dimediasi hampir sepenuhnya oleh mekanisme algoritmik (paparan echo chamber, homofili jaringan, dan paparan konten hoaks), bukan oleh perbedaan posisi kebijakan substantif. Ketiga, tiga strategi populisme digital yang dominan, narasi anti-elit, konstruksi rakyat vs. musuh, dan mobilisasi identitas emosional, mendapat amplifikasi algoritmik yang jauh lebih tinggi dibanding konten deliberatif dan informatif.

Keempat, fragmentasi ruang publik digital memiliki dampak sistemik terhadap kepercayaan demokratis: responden dengan paparan echo chamber tinggi menunjukkan kepercayaan yang secara signifikan lebih rendah terhadap KPU, media mainstream, dan proses pemilu secara keseluruhan. Secara teoritik, temuan ini mendukung konstruksi model APSF

sebagai pembaruan atas teori ruang publik Habermasian yang mengintegrasikan agensi algoritmik non-manusia.

5.2. Rekomendasi Kebijakan

Berdasarkan temuan penelitian, diajukan empat rekomendasi kebijakan. Pertama, regulasi transparansi algoritma: pemerintah perlu mewajibkan platform media sosial untuk membuka mekanisme algoritma rekomendasinya untuk diaudit secara independen, sebagaimana telah diimplementasikan dalam Digital Services Act Uni Eropa. Kedua, kebijakan diversifikasi konten algoritmik: platform perlu diwajibkan untuk mengintegrasikan mekanisme “diverse viewpoints” dalam algoritma rekomendasinya, memperkenalkan pengguna secara aktif pada perspektif yang berbeda.

Ketiga, penguatan literasi digital: kurikulum literasi digital nasional perlu secara eksplisit mencakup pemahaman tentang mekanisme algoritmik, filter bubble, dan echo chamber, tidak hanya verifikasi informasi. Keempat, penguatan kapasitas fact-checking dan respons cepat disinformasi, dengan kolaborasi antara Kominfo, KPU, Bawaslu, lembaga akademik, dan platform media sosial.

5.3. Keterbatasan dan Agenda Penelitian Lanjutan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, analisis data WhatsApp, platform messaging paling dominan di Indonesia, tidak dapat dilakukan karena keterbatasan akses data teknis akibat enkripsi end-to-end. Kedua, periode penelitian yang terbatas pada masa kampanye formal tidak menangkap dinamika jangka panjang pembentukan preferensi. Ketiga, survei berbasis daring berisiko menimbulkan bias seleksi terhadap pengguna internet yang lebih aktif.

Agenda penelitian lanjutan yang disarankan mencakup: (1) studi longitudinal yang melacak evolusi polarisasi afektif pasca-pemilu; (2) analisis komparatif dengan pemilu di negara-negara Asia Tenggara lain untuk mengidentifikasi pola regional; (3) studi eksperimental untuk menguji efektivitas intervensi diversifikasi algoritmik; dan (4) analisis mendalam terhadap peran WhatsApp dan platform pesan instan dalam ekosistem informasi politik Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Bail, C. A., Argyle, L. P., Brown, T. W., Bumpus, J. P., Chen, H., Hunzaker, M. B. F., Lee, J., Mann, M., Merhout, F., & Volfovsky, A. (2018). Exposure to opposing views on social media can increase political polarization. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(37), 9216–9221. <https://doi.org/10.1073/pnas.1804840115>
- Brady, W. J., Wills, J. A., Jost, J. T., Tucker, J. A., & Van Bavel, J. J. (2021). Emotion shapes the diffusion of moralized content in social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(28), 7313–7318.
- Curato, N. (2017). Flirting with authoritarian fantasies? Rodrigo Duterte and the new terms of Philippine populism. *Journal of Contemporary Asia*, 47(1), 142–153.
- Dahlberg, L. (2007). The Internet and discursive exclusion: From deliberative to agonistic public sphere theory. In L. Dahlberg & E. Siapera (Eds.), *Radical democracy and the Internet* (pp. 128–147). Palgrave Macmillan.
- Engesser, S., Fawzi, N., & Larsson, A. O. (2017). Populist online communication: Introduction to the special issue. *Information, Communication & Society*, 20(9), 1279–1292.
- Fairclough, N. (1992). *Discourse and social change*. Polity Press.
- Fraser, N. (1990). Rethinking the public sphere: A contribution to the critique of actually existing democracy. *Social Text*, 25/26, 56–80.
- Graham, J., Haidt, J., & Nosek, B. A. (2009). Liberals and conservatives rely on different sets of moral foundations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 96(5), 1029–1046.
- Guess, A. M., Malhotra, N., Pan, J., Barberá, P., Allcott, H., Brown, T., Crespo-Tenorio, A., Duflo, E., Finan, F., Fujiwara, T., & others. (2023). How do social media feed algorithms affect attitudes and behavior in an election campaign? *Science*, 381(6656), 398–404.
- Habermas, J. (1989). *The structural transformation of the public sphere: An inquiry into a category of bourgeois society* (T. Burger, Trans.). MIT Press. (Original work published 1962).
- Hawkins, K. A., Carlin, R. E., Littvay, L., & Rovira Kaltwasser, C. (Eds.). (2019). *The ideational approach to populism: Concept, theory, and analysis*. Routledge.
- Huszar, F., Ktena, S. I., O'Brien, C., Belli, L., Schlaikjer, A., & Hardt, M. (2022). Algorithmic amplification of politics on Twitter. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(1), e2025334119.
- Iyengar, S., Lelkes, Y., Levendusky, M., Malhotra, N., & Westwood, S. J. (2019). The origins and consequences of affective polarization in the United States. *Annual Review of Political Science*, 22, 129–146.
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). IndoLEM and IndoBERT: A benchmark dataset and pre-trained language model for Indonesian NLP. In *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics* (pp. 757–770).
- Levitsky, S., & Ziblatt, D. (2018). *How democracies die*. Crown.
- Lim, M. (2017). Freedom to hate: Social media, algorithmic enclaves, and the rise of tribal nationalism in Indonesia. *Critical Asian Studies*, 49(3), 411–427.

- Mudde, C., & Rovira Kaltwasser, C. (2017). *Populism: A very short introduction*. Oxford University Press.
- Newman, M. E. J. (2003). Mixing patterns in networks. *Physical Review E*, 67(2), 026126.
- Papacharissi, Z. (2002). The virtual sphere: The Internet as a public sphere. *New Media & Society*, 4(1), 9–27.
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. Penguin Press.
- Ribeiro, M. H., Ottoni, R., West, R., Almeida, V. A. F., & Meira Jr., W. (2020). Auditing radicalization pathways on YouTube. In *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 131–141). ACM.
- Saifullah, A., & Hamid, U. (2021). Political polarization in Indonesia: Trends, drivers, and implications for democracy. *Asian Journal of Political Science*, 29(3), 267–289.
- Sunstein, C. R. (2017). *#Republic: Divided democracy in the age of social media*. Princeton University Press.